

# モバイルクラウドセンシングにおける センシングデータの補間に注目した タスク参加者選択手法の検討

溝口 貴大<sup>1</sup> 浅井 菜々香<sup>1</sup> 重野 寛<sup>1</sup>

**概要:** モバイルクラウドセンシングでは, センシングを実行するタスク参加者を選択し, インセンティブとして報酬を付与する必要がある. 地図上のメッシュを基本とした情報収集におけるタスク参加者選択手法として, 予算内で価値の高いメッシュを広範囲にセンシングするタスク参加者セットを選択する手法が提案されている. 一方で, メッシュ間に相関性がある統計データを取得する場合, センシングデータの補間によってセンシングが行われるメッシュから距離が近いメッシュの統計データを推定することができる. 本稿では, センシングデータの補間に注目したタスク参加者選択手法 TPIM (Task Participants Selection Method Focusing on Sensing Data Interpolation in Mobile Crowd Sensing) を提案する. コンピュータシミュレータ上で, メッシュマップ全体の平均推定度と, 価値の高いメッシュの平均推定度が改善できることを確認した.

## A Study on Task Participants Selection Method Focusing on Sensing Data Interpolation in Mobile Crowd Sensing

TAKAHIRO MIZOGUCHI<sup>1</sup> NANAKA ASAI<sup>1</sup> HIROSHI SHIGENO<sup>1</sup>

### 1. はじめに

近年, モバイルクラウドセンシング (MCS) [1] と呼ばれる群衆が持つモバイル端末に内蔵されたセンサを用いて大規模データを取得するシステムが注目されている. MCS はタスク要求者, タスク参加者, プラットフォームから構成される. タスク要求者はある地理的範囲内の統計データを取得することを目的とする. 特に, 本稿では範囲内をメッシュに分割したマップにおける情報収集を想定し, 予算内でメッシュマップ内の広範囲かつ価値の高いメッシュを優先して, 費用対効果の高い統計データを取得することを考える. タスク参加者がセンシングを実行するためのインセンティブとして付与する報酬を予算内にするべく, プラットフォームではセンシングを実行するタスク参加者を選択する手法が重要となる.

関連研究 SCBM(Quality-Aware Sensing Coverage in

Budget-Constrained Mobile Crowdsensing Networks) [2] では, 予算内で価値の高いメッシュを広範囲にセンシングするタスク参加者セットを選択しているが, メッシュ間に相関性がある統計データを取得する場合は, センシングデータの補間を考慮していない. なお, センシングデータの補間とはセンシングが行われるメッシュから距離が近いメッシュの統計データを推定することを表す.

本稿では, モバイルクラウドセンシングにおけるセンシングデータの補間に注目したタスク参加者選択手法として TPIM (Task Participants Selection Method Focusing on Sensing Data Interpolation in Mobile Crowd Sensing) を提案する. TPIM では, 補間を考慮し, 各タスク参加者ごとに価値の高いメッシュを優先したデータの取得度を貢献値として数値化する. そして, 予算内で貢献値の費用対効果が高く, 広範囲な統計データを取得することができるタスク参加者セットを選択する.

本稿では, コンピュータシミュレータ上で TPIM の評価を行った. シミュレータでは実際のマップ上でタスク参加

<sup>1</sup> 慶應義塾大学大学院理工学研究科  
Graduate School of Science and Technology, Keio University

者が道に沿ってセンシングを行い、プラットフォームがセンシングを行うタスク参加者セットを選択することを想定した。また、具体的に建物のあるメッシュにランダムな価値を付与した。評価項目として、メッシュマップ内のデータの取得度を表す平均推定度を評価した。シミュレーション結果より、提案手法がメッシュマップ全体の平均推定度と、価値の高いメッシュの平均推定度が高くなっていることを確認した。

以下本稿では、2章において関連研究について述べ、3章でTPIMを提案し、4章でシミュレーション評価により提案手法の有用性を示す。最後に5章で結論を述べる。

## 2. 関連研究

本章では、MCSについて説明し、MCSにおける既存のタスク参加者選択手法を紹介する。

### 2.1 MCS

一般的にMCSはタスク要求者、タスク参加者、プラットフォームから構成される。図1にMCSの概要を示す。タスク要求者はある地理的範囲内の統計データを取得することを目的とする。特に、本稿では範囲内をメッシュに分割したマップにおける情報収集を想定し、予算内でメッシュマップ内の広範囲かつ価値の高いメッシュを優先して、費用対効果の高い統計データを要求する。プラットフォームはタスク要求者の要求を受けて、センシングを実行するタスク参加者セットを選択する。一方で、センシングを実行する場合、モバイル端末の電力資源や計算資源を費やすことになるため、インセンティブとして報酬を付与する必要がある[3]。したがって、プラットフォームは予算内に費用対効果の高いタスク参加者セットを選択する手法が重要となる。

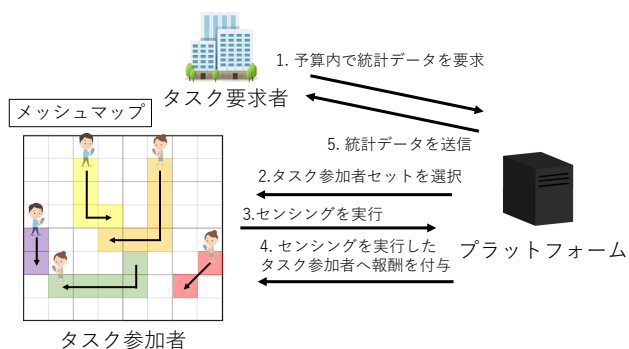


図1 MCSの概要

### 2.2 MCSにおけるタスク参加者選択手法

MCSにおけるタスク参加者選択手法として、過去にセンシングしたデータを評価することで信頼性のあるタスク参加者セットを選択するTSCM[4]や、センシング参加に

対するモチベーションを増加させるために、オークション敗北率を考慮し、タスク参加者セットを選択するIMSM[5]が存在する。

本稿では、広範囲かつ価値の高い統計データをセンシングするタスク参加者セットを選択する手法に着目する。SCBM[2]では、既に選ばれたタスク参加者セットがセンシングしていないPoI (Places of Interest)におけるカバレッジオリティを算出する。この文献において、カバレッジオリティとはタスク参加者がセンシングするPoIの価値の平均を表す。そして、各タスク参加者の報酬の入札値が予算を超えない範囲で、入札値に対するカバレッジオリティが高いタスク参加者セットを選択している。

### 2.3 既存手法の問題点

メッシュ間に相関性がある統計データを取得する場合は、センシングデータの補間[6]、[7]を考慮した上で、タスク参加者を選択する必要がある。ここで、センシングデータの補間とはセンシングが行われるメッシュから距離が近いメッシュの統計データを推定することを表す。センシングデータの補間によって、タスク参加者がセンシングしたメッシュの統計データからセンシングしていないメッシュの統計データを取得することができる。したがって、補間されるメッシュの統計データを含め、適切な統計データを取得するタスク参加者セットを選択することで、タスク要求者の要求に応じたメッシュマップ全体の統計データを取得することができる。

## 3. 提案

本章では、提案手法TPIM (Task Participants Selection Method Focusing on Sensing Data Interpolation in Mobile Crowd Sensing)について説明する。

### 3.1 提案の概要

TPIMでは、補間を考慮し、各タスク参加者ごとに価値の高いメッシュを優先したデータの取得度を貢献値として数値化し、予算内で貢献値の費用対効果が高く、広範囲な統計データを取得することができるタスク参加者セットを選択する。なお、本提案では、センシングデータの補間を考慮するために影響度を導入する。影響度を導入することによって、センシングデータの補間によるデータの取得分を考慮し、タスク要求者の要求に応じたメッシュマップ全体の統計データを取得するタスク参加者セットを選択することが可能となる。

### 3.2 影響度の導入

提案手法では、空間的に近い距離にあるメッシュは遠い距離にあるメッシュよりも似たような統計データをもつことが多いということを仮定している。さらに想定を簡略化

するために、中心のメッシュの統計データは隣接する8マスのメッシュのうち全ての統計データを用いることによって100%補間することが可能であるとする。

センシングデータの補間によって各メッシュの統計データから隣接する各メッシュの統計データを推定できる割合を影響度と定義する。あるメッシュ  $p$  の隣接する8マスのメッシュをそれぞれ  $p^x$  ( $1 \leq x \leq 8$ ) で表す。メッシュ  $p^i$  からメッシュ  $p$  への影響度は  $Inf(p^x, p)$  と表記し、0以上1以下の値とする。さらに、中心のメッシュの統計データは隣接する8マスのメッシュのうち全ての統計データによって100%補間することが可能とするため、式1が成り立つ。

$$\sum_{x=1}^8 Inf(p^x, p) = 1 \quad (1)$$

### 3.3 貢献値

貢献値は補間を考慮し、価値の高いメッシュを優先した統計データの取得度を表す。一方で、カバレッジオリティは、補間を考慮しない場合の価値の高いメッシュを優先した統計データの取得度を表す。貢献値を定義するにあたって、本稿では以下のようにカバレッジオリティを定式化する。

ある地理的範囲内のメッシュの集合をメッシュセット  $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_m\}$ 、タスク参加者の集合をタスク参加者セット  $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_k\}$  で表す。ここで、それぞれ  $m$  はメッシュセット  $P$  内のメッシュの数、 $k$  はタスク参加者セット  $V$  内のタスク参加者の数を意味している。メッシュセット  $P$  におけるタスク参加者セット  $V$  のカバレッジオリティ  $U_V(P)$  を式2のように定義する。

$$U_V(P) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k w_{p_i} f_{v_j}(p_i)}{m} \quad (2)$$

ここで、 $w_{p_i}$  はメッシュ  $p_i$  の価値、 $f_{v_j}(p_i)$  はタスク参加者  $v_j$  がメッシュ  $p_i$  をセンシングする場合は1、センシングしない場合は0を表す。本提案では、メッシュセット  $P = \{p_i : 1 \leq i \leq m\}$  におけるタスク参加者セット  $V = \{v_j : 1 \leq j \leq k\}$  の貢献値  $Cont_V(P)$  を式3のように定義する。

$$Cont_V(P) = U_V(P) + \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k \sum_{x=1}^8 Inf(p^x, p_i) w_{p_i} f_{v_j}(p^x) f'_{v_j}(p_i)}{m} \quad (3)$$

ここで、 $f'_{v_j}(p_i)$  はタスク参加者  $v_j$  がメッシュ  $p_i$  をセンシングする場合は0、センシングしない場合は1を表す。式3の第一項目は、タスク参加者セット  $V$  のカバレッジオリティを、第二項目は、タスク参加者セット  $V$  がセンシングするメッシュによって補間されるメッシュの推定分とメッシュの価値の積を表す。

メッシュ  $p_i$  におけるタスク参加者  $V$  の推定度  $Est_V(p_i)$  を式4のように定義する。

$$Est_V(p_i) = \sum_{j=1}^k (f_{v_j}(p_i) + \sum_{x=1}^8 Inf(p^x, p_i) f_{v_j}(p^x) f'_{v_j}(p_i)) \quad (4)$$

式4より、推定度  $Est_V(p_i)$  はタスク参加者セット  $V$  によるメッシュ  $p_i$  のデータの取得度を表す。式3と式4より以下が得られる。

$$Cont_V(P) = \frac{\sum_{i=1}^m w_{p_i} Est_V(p_i)}{m} \quad (5)$$

したがって、貢献値が高いことは、各メッシュにおける推定度が高いことを意味する。

### 3.4 タスク参加者選択

アルゴリズム1に貢献値を用いたタスク参加者選択の疑似コードを示す。

---

#### アルゴリズム1 貢献値を用いたタスク参加者選択

---

**Input:** mesh set  $P$  and its weight set  $W$ , task participants set  $V$ , and a predefined budget  $B$

**Output:** The target subset  $S$ ,  $S \subseteq V$

- 1:  $H_1 \leftarrow \text{argmax}\{Cont_G(P), \text{such that } G \subseteq V, |G| < k, \text{ and } b(G) \leq B\}; H_2 \leftarrow \phi$
  - 2: **for all**  $G \subseteq V$ , **such that**  $|G| = k$ , **and**  $b(G) \leq B$  **do do**
  - 3:      $M \leftarrow V \setminus G$
  - 4:     **repeat**
  - 5:         **select**  $v_j \in M$  **that maximizes**  $Cont_{v_j}(C_{v_j} - C_{v_j} \cap G) / b(v_j)$
  - 6:         **if**  $b(G) + b(v_j) \leq B$  **then**
  - 7:              $G \leftarrow G \cup \{v_j\}$
  - 8:         **end if**
  - 9:          $M \leftarrow M \setminus \{v_j\}$
  - 10:     **until**  $M = \emptyset$
  - 11:     **if**  $Cont_G(P) > Cont_{H_2}(P)$  **then**
  - 12:         **then**  $H_2 \leftarrow G$
  - 13:     **end if**
  - 14: **end for**
  - 15: **if**  $Cont_{H_1}(P) > Cont_{H_2}(P)$  **then**
  - 16:      $S \leftarrow H_1$ ; **otherwise**,  $S \leftarrow H_2$
  - 17: **end if**
- 

ここで、メッシュセット  $P$  はメッシュマップ内の全てのメッシュ、タスク参加者セット  $V$  は全てのタスク参加者を表している。最終的に、センシングを実行するタスク参加者セットは  $S$  で表されている。アルゴリズム1は、1番の行において、 $k$  人までの組み合わせのタスク参加者セットの中で、予算内で最大の貢献値の費用対効果をもつタスク参加者セットを総当たりで探索する。2番から17番までの行においては、 $k$  人以上の組み合わせのタスク参加者セットの中で、予算内で近似的に最大の貢献値の費用対効

果をもつタスク参加者セットを貪欲法で探索する。以上の手順によって、センシングデータの補間に注目することで、予算内でメッシュマップ内の価値の高いメッシュを優先して、広範囲に統計データを取得するタスク参加者セットを選択することができる。

アルゴリズム 1 によって最終的に選ばれたタスク参加者セットの貢献値  $Cont_S(P)$  は  $k \geq 3$  のとき、SCBM[2] と同様の理由で以下の近似率であることが証明できる。

$$Cont_S(P) \geq (1 - \frac{1}{e})Cont_{OPT}(P) \quad (6)$$

なお、 $Cont_{OPT}$  は予算内で最大の貢献値をもつタスク参加者セットの貢献値を表している。また、計算量も式 7 で示すことができる。

$$\mathcal{O}(|V|^k \times |V|^2) = \mathcal{O}(|V|^{k+2}) \quad (7)$$

## 4. シミュレーション評価

提案手法 TPIM の有用性を示すため、コンピュータシミュレータ [8] 上で既存手法 SCBM[2] と比較を行った。

### 4.1 シミュレーションモデル

シミュレーションでは、1000 m × 1000 m のメッシュマップ内の統計データを収集することを想定した。図 2 は、シミュレーションで用いたメッシュマップである。各タスク参加者は、センシングする予定のメッシュセットと報酬の入札値をプラットフォームへ送信する。プラットフォームは、予算を超えない範囲でセンシングを行うタスク参加者セットを選択する。

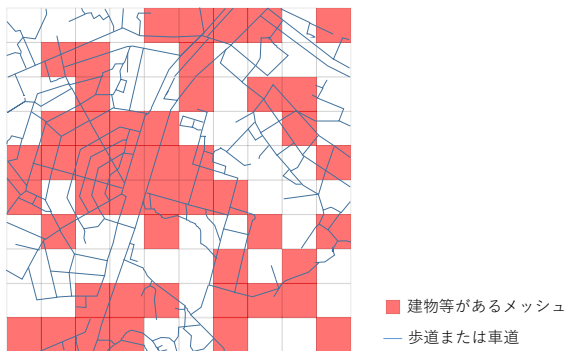


図 2 メッシュマップ

タスク参加者は、マップ上の道に沿って移動し、通行する全メッシュをセンシングする。シミュレーションで用いたタスク参加者の特徴の例として、ある試行における各タスク参加者のセンシング予定のメッシュ数と入札値の分布を示す。図 3 より、センシング予定のメッシュ数が多くなるとタスク参加者数が少なくなると言える。また、図 4 より、図 3 と類似した分布をしていることから、タスク参加者の入札値はセンシング予定のメッシュ数に比例して高

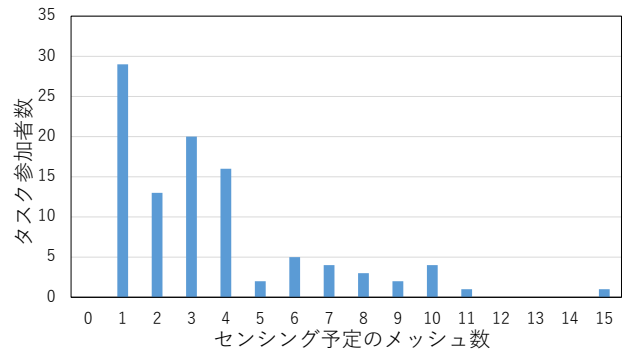


図 3 センシング予定のメッシュ数別のタスク参加者数

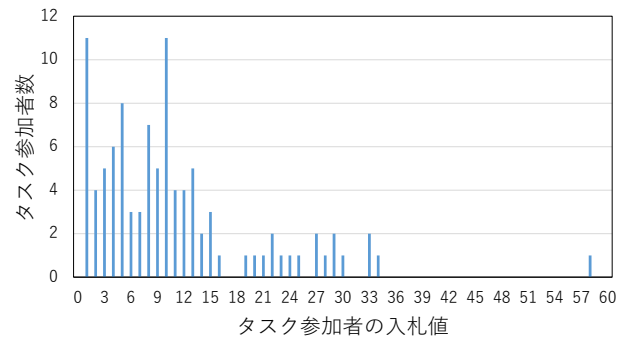


図 4 入札値別のタスク参加者数

くなる言える。

シミュレーションのパラメータを表 1 に示す。以上のシミュレーションを影響度、建物等があるメッシュの価値、タスク参加者がセンシングするメッシュセット、入札値の値を変えて 10 回繰り返した。各評価項目における評価値はそれぞれ 10 回シミュレーションを行ったときの値を平均したものである。

表 1 シミュレーション条件

シミュレータ	Qualnet 7.4
マップサイズ	1000 m × 1000 m
メッシュサイズ	100 m × 100 m / 1 メッシュ
場所	横浜市港北区日吉駅周辺
全センシング参加者	100 人
マップ内の建物等の数	48 軒
建物等のあるメッシュの価値	0, 1, 2, 3, 4, 5
建物等のないメッシュの価値	0
影響度	0~1
タスク参加者の行動	道に沿って移動
センシングするメッシュ	通行する全メッシュ
1つのメッシュに対する入札値	1, 2, 3, 4, 5 のランダム値
1人のタスク参加者の入札値	各メッシュへの入札値の合計
予算制限	0~650
アルゴリズム 1 の k	4

### 4.2 評価項目

本シミュレーションでは、メッシュマップ内の全ての

メッシュセットを  $M = \{p_i : 1 \leq i \leq 100\}$ , 各手法によって選択されたタスク参加者セットを  $S$  と表記する。以下の項目について評価を行った。

- メッシュセット  $M$  におけるタスク参加者セット  $S$  の貢献値  $Cont_S(M)$
- メッシュセット  $M$  におけるタスク参加者セット  $S$  の平均推定度  $Est_S(M)$

なお、平均推定度  $Est_S(M)$  は式 8 のように定義する。

$$Est_S(M) = \frac{\sum_{i=1}^{100} Est_S(p_i)}{100} \quad (8)$$

- メッシュセット  $M^x$  におけるタスク参加者セット  $S$  の平均推定度  $Est_S(M^x)$  ( $0 \leq x \leq 5$ )  
 なお、メッシュセット  $M^x$  は、メッシュセット  $M$  内の価値  $x$  の全てのメッシュセットを表す。
- 計算時間  
 全てのタスク参加者がセンシング予定の経路と入札値を送信後、実際にセンシングを行ってもらったタスク参加者セットを選択し終えるまでの時間を表す。

#### 4.3 メッシュセット $M$ におけるタスク参加者セット $S$ の貢献値 $Cont_S(M)$

図 5 は、プラットフォームの予算における貢献値  $Cont_S(M)$  を示す。貢献値の値が高いことは、メッシュセット  $M$  全体の推定度が高い、もしくは価値の高いメッシュにおける推定度が高いことを意味する。図 5 より、TPIM が SCBM より高い貢献値を達成できていることがわかる。TPIM のプラットフォームの予算における貢献値の向上は、SCBM に対して平均 19.8% であった。さらに、SCBM の貢献値が最大値になる前の値と最大値になった後の値いずれの場合においてもプラットフォームの予算における貢献値の向上が確認できる。

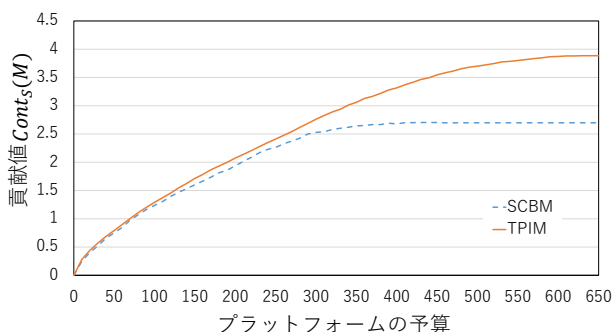


図 5 プラットフォームの予算における貢献値  $Cont_S(M)$

#### 4.4 メッシュセット $M$ におけるタスク参加者セット $S$ の平均推定度 $Est_S(M)$

図 6 は、プラットフォームの予算における平均推定度

$Est_S(M)$  を示す。平均推定度  $Est_S(M)$  の値が高いことは、補間を考慮したメッシュセット  $M$  全体の統計データの取得度が高いことを意味する。図 6 より、TPIM が SCBM より高い平均推定度を達成できていることがわかる。TPIM のプラットフォームの予算における平均推定度の向上は、SCBM に対して平均 28.6% であった。

図 6 において、SCBM の平均推定度が最大値になるプラットフォームの予算が 400 時以前とそれ以降に分けて、プラットフォームの予算における平均推定度が向上した理由を考える。前者は、価値が低いメッシュをセンシングし、隣接するメッシュの統計データを多く補間するタスク参加者が SCBM では選択されにくく、TPIM では選択されたからだと考えられる。後者は、価値 0 のメッシュをセンシングし、隣接するメッシュの統計データを補間するタスク参加者が SCBM では選択されず、TPIM では選択されたためだと考えられる。

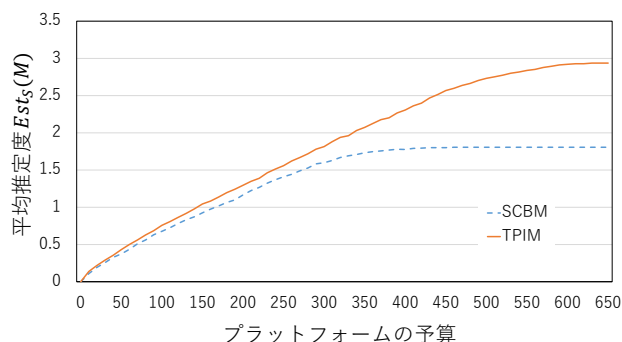


図 6 プラットフォームの予算における平均推定度  $Est_S(M)$

#### 4.5 メッシュセット $M^x$ におけるタスク参加者セット $S$ の平均推定度 $Est_S(M^x)$ ( $0 \leq x \leq 5$ )

図 7 は、価値別のメッシュにおける平均推定度  $Est_S(M^x)$  ( $0 \leq x \leq 5$ ) を示す。平均推定度  $Est_S(M^x)$  の値が高いことは、補間を考慮したメッシュセット  $M$  内の価値  $x$  のメッシュセットにおける統計データの取得度が高いことを意味する。図 7 より、TPIM が SCBM より高い平均推定度を達成できていることがわかる。TPIM の各価値のメッシュセットにおける平均推定度の向上は、SCBM に対して平均 24.8% であった。さらに、価値が高いメッシュセットほど平均推定度がより向上していることがわかる。価値 5 のメッシュセットにおける平均推定度の向上は、価値 1 のメッシュセットにおける平均推定度の向上に対して 14.5% 多いことが確認できた。これは、価値が高いメッシュを補間することができるメッシュをセンシングするタスク参加者が TPIM では選択されたためだと考えられる。

以上のことから、TPIM によってメッシュセット  $M$  内の全体のメッシュセットと価値が高いメッシュセットにおける統計データの取得度が改善されることによって、貢献

値  $Cont_S(M)$  が向上したと考えられる。

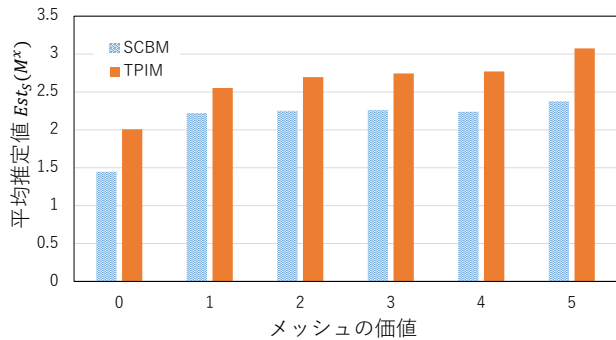


図 7 価値別のメッシュにおける平均推定度  $Est_S(M^x)$  ( $0 \leq x \leq 5$ )

#### 4.6 計算時間

図 8 は、タスク参加者選択手法の計算時間を示す。図 8 より、SCBM よりも TPIM の方が計算時間が増加していることが分かる。これは、1つのメッシュによる貢献値の増加分が、隣接するメッシュをセンシングしているか否かによって異なるため、一度に複数人のタスク参加者の貢献値を算出することが出来ないためである。

表 2 は、各タスク参加者選択手法の計算時間を示す。ここで、総当たりというのは全てのタスク参加者セットの組み合わせの中から一番貢献値を最大化するタスク参加者セットを選択する最適手法のことである。表 2 より、TPIM では貪欲法を用いて近似解を求めることによって総当たりよりも計算時間の増加が抑制されていることが分かる。

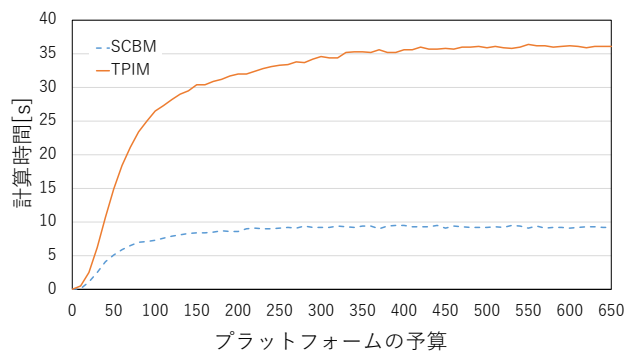


図 8 タスク参加者選択手法の計算時間

表 2 各タスク参加者選択手法の計算時間 [s]

プラットフォームの予算	SCBM	TPIM	総当たり
10	0.1	0.5	5396.5
20	1.1	2.5	計測不能

## 5. おわりに

本稿では、センシングデータの補間に注目したタスク参加者選択手法 TPIM を提案した。提案手法 TPIM では、補間を考慮し、各タスク参加者ごとに価値の高いメッシュを優先した統計データの取得度を貢献値として算出した。そして、予算内で貢献値の費用対効果が高く、広範囲の統計データを取得することができるタスク参加者セットを選択した。

シミュレーションを用いて評価を行った結果、提案手法 TPIM は既存手法 SCBM と比べ、メッシュマップ全体の平均推定度が平均 28.6 %、各価値のメッシュの平均推定度が平均 24.8 % 向上したことを確認した。

以上より、提案手法 TPIM はメッシュマップ全体と、価値が高いメッシュの統計データの取得度が高いタスク参加者セットを選択することで、予算内で貢献値の費用対効果が高く、広範囲な統計データを取得することを確認した。

## 参考文献

- [1] Ganti, R. K., Ye, F. and Lei, H.: Mobile crowdsensing: current state and future challenges, *IEEE Communications Magazine*, Vol. 49, No. 11, pp. 32–39 (online), DOI: 10.1109/MCOM.2011.6069707 (2011).
- [2] Zhang, M., Yang, P., Tian, C., Tang, S., Gao, X., Wang, B. and Xiao, F.: Quality-Aware Sensing Coverage in Budget-Constrained Mobile Crowdsensing Networks, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 65, No. 9, pp. 7698–7707 (online), DOI: 10.1109/TVT.2015.2490679 (2016).
- [3] Yang, D., Xue, G., Fang, X. and Tang, J.: Crowdsourcing to Smartphones: Incentive Mechanism Design for Mobile Phone Sensing, *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, p. 173–184 (online), DOI: 10.1145/2348543.2348567 (2012).
- [4] Kantarci, B. and Mouftah, H. T.: Trustworthy Sensing for Public Safety in Cloud-Centric Internet of Things, *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 1, No. 4, pp. 360–368 (2014).
- [5] 菜々香浅井, 奏乃子五箇, 寛 重野: モバイルクラウドセンシングにおける持続的な協力のためのインセンティブメカニズム, *情報処理学会論文誌*, Vol. 61, No. 2, pp. 397–405 (オンライン), 入手先 (<https://ci.nii.ac.jp/naid/170000181695/>) (2020).
- [6] Girolami, M., Chessa, S., Adami, G., Dragone, M. and Foschini, L.: Sensing Interpolation Strategies for a Mobile Crowdsensing Platform, *2017 5th IEEE International Conference on Mobile Cloud Computing, Services, and Engineering (MobileCloud)*, pp. 102–108 (online), DOI: 10.1109/MobileCloud.2017.8 (2017).
- [7] 宏行高阪: クリギングとその地理的応用, *日本大学文理学部自然科学研究所研究紀要*, No. 34, pp. 27–35 (オンライン), 入手先 (<https://ci.nii.ac.jp/naid/40002980500/>) (1999).
- [8] Qualnet: Qualnet user manual (April.2020) (Online), Available:<https://www.scalable-networks.com/products/qualnet-network-simulation-software-tool>.